



基于大数据处理技术的电力通信网检修工作分析方法

杨志敏, 吴 斌, 舒 然

(中国南方电网电力调度控制中心 广州 510623)

摘 要:分析了电力通信网设备检修、告警及台账数据的特点,并采用属性规约和聚类完成对数据的预处理工作。提出了设备检修工作分析所需的相关指标及影响因素,并结合 MapReduce 技术和 Apriori 算法提出了数据挖掘方法。运用该方法对实际的网络数据进行了挖掘,并根据挖掘结果,从检修工作分布情况、检修对业务的影响、检修耗时等角度分析通信网的检修工作情况。

关键词:电力通信网;大数据技术;检修;数据预处理;数据挖掘

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2015309

Maintenance Analysis Method Based on Big Data Processing Technology in Power Telecommunication Network

Yang Zhimin, Wu Bin, Shu Ran

(Power Dispatching Control Center of China Southern Power Grid, Guangzhou 510623, China)

Abstract: The characteristics of power communication network equipment's maintenance, alarm and asset data were analyzed, and then the data preprocessing work was done by adopting attributes reduction and clustering method. The related index and influencing factors required by the analysis of equipment repair work were proposed. Meanwhile, the data mining method which combines the techniques of MapReduce and Apriori algorithms was presented. Finally, the proposed data mining method was applied to mine the actual network data. According to the mined results, the network maintenance work was analyzed from the perspectives of maintenance distribution, maintenance effectiveness on operated service, maintenance time-cost and so forth.

Key words: power telecommunication network, big data technology, maintenance, data preprocessing, data mining

1 引言

随着电力通信的发展,电力通信业务对于通信网的可靠性要求越来越高,通过对电力通信网检修数据的分析,可明确运行维护质量,指导运行管理政策。近年来,在电力通信中,通信设备的检修工作对网络的可靠运行提供了重

要保障,而电力通信网络具有结构复杂化、部署分散化、设备异构化的特点,致使电力通信网的设备台账和告警数据呈现庞大化的趋势,检修数据 also 具有很强的多元化特征,使用传统的数据分析方法难以全面分析出检修工作的特点。因此研究如何运用大数据处理技术进行设备检修工作的分析,从而为电力通信网的运行维护管理提供数据支撑

收稿日期:2015-07-17;修回日期:2015-11-15

论文引用格式:杨志敏,吴斌,舒然.基于大数据处理技术的电力通信网检修工作分析方法.电信科学,2015309

Yang Z M, Wu B, Shu R. Maintenance analysis method based on big data processing technology in power telecommunication network. Telecommunications Science, 2015309

基础具有重要的意义。

目前,对海量数据进行处理并挖掘其中的价值,已成为企业有效运营的重要手段,当前公网运营商和互联网企业均运用各种数据挖掘技术来增强自身的核心竞争力,保障网络及业务运行的可靠性,如运营商通过挖掘网管系统采集的关键性能指标(KPI)数据对设备及网络的运行维护进行分析,构建实时的分析系统,从而定位可能的设备问题,并针对此问题向相关提供商进行反馈,改进设备采购的运营策略。然而,针对应用于电力行业的通信网,目前尚缺乏有效的应用大数据技术进行数据分析的手段。

针对以上背景,本文合理运用大数据处理技术来分析电力通信网设备的检修工作情况,大数据处理过程主要分为数据预处理以及数据挖掘两部分,针对电力通信网设备检修工作的特点,采用了合适的预处理方法以及数据挖掘算法进行分析。首先在预处理过程中,通过属性规约和聚类方式得到可处理的结构化数据,之后从检修分布情况、检修对业务的影响、检修耗时等方面提出大数据环境下检修工作可分析的指标及影响因素,并结合 MapReduce 和 Apriori 算法提出数据挖掘的方法,最终运用该方法挖掘实际通信网络中同检修工作相关的属性之间的关系,从而给出设备检修工作的分析结论。

2 相关工作及问题描述

2.1 相关工作

智能电网^[1]中,为保障电力通信网的平稳运行和业务性能,产业界和学术界对运行指标和保障方法进行了大量研究。参考文献[2]通过调研通信业内指标体系的应用情况,并结合当前电力通信的实际需求和管理特点,提出一套指标体系,从多个维度准确地反映电力通信的运行质量和保障能力。参考文献[3]分析了现有电力通信网运行指标分析系统的不足,提出并完成了新的指标分析系统,并且该系统已经成功应用于国家电网公司。参考文献[4]通过分析实际电力通信网的业务需求,构建了针对电力通信网可靠性的指标评估体系,并使用数理统计、层次分析、相容矩阵等数学方法对构建的指标进行分析和优化,最后通过 .Net 平台实现了电力通信网可靠性评估系统。参考文献[5]针对电力通信网的特性,提出了面向误码率和光功率的电力通信传输网运行趋势分析方法和流程,并采用指数平滑法建立趋势分析模型和自适应算法来确定平滑参数,提高了数值预测的准确性,为数据采集、趋势预测、预警分

析、检修策略的全程智能化计算分析提供了数据支撑。参考文献[6]研究了基于预期业务损失以及业务潜在风险评估的电力通信网络运行质量量化评价方法,提出了失效业务比和影响业务比两个指标,通过所提指标能够得到不同网络区域的骨干链路重要性以及运行质量分布状况。

然而,随着智能电网建设的不断深入和推进,电网及其配套设备产生的数据量呈级数增长,现有的研究成果越来越难以满足未来智能电网爆发式的数据量增长^[7]以及电网业务和服务类型不断丰富的现实需求,参考文献[8]提出了电网大数据的概念和发展方向,并指出了大数据技术应用于电网将需要突破的关键技术和面临的挑战。参考文献[9]对智能电网中大数据的研究和应用现状以及挑战进行了综述,并指出未来全景实时的智能电网必然依托于大数据,而云平台和云计算将成为重要候选方案的发展趋势,但该参考文献并没有给出大数据在电网中的具体应用。参考文献[10,11]提出了智能电网的云计算框架,利用云计算分布式并行计算的优势为智能电网大数据处理提供可靠、便捷的平台。然而,目前电网大数据研究的主要内容是应用探讨和框架设计,尚未出现针对具体应用尤其是针对电力通信网中检修工作分析的相关研究,因而基于大数据处理技术分析电力通信网的检修工作具有十分重要的现实意义。

2.2 问题描述

本文将电力通信网不同系统中的检修、台账及告警等数据作为输入源,期望从分布情况、效率等角度对检修工作的情况进行分析。通过数据预处理和数据挖掘两个步骤完成整个分析过程。假设原始数据域为 $\{D_1, D_2, \dots, D_{N_D}\}$,其中 N_D 为原始数据域的维度。首先对原始数据进行预处理,由于数据多元异构化严重,因此数据预处理中最重要的过程为属性规约,定义向量 $A \in \{D_1, D_2, \dots, D_n\}$,认为 A 为其中的期望属性,则希望通过数据预处理的属性规约得到所有的期望属性,定义属性规约的方法符号为 sig ,则数据清洗将得到以下结果:

$$\{A_1, A_2, \dots, A_{N_A}\} = sig\{D_1, D_2, \dots, D_n\} \quad (1)$$

其中, N_A 为重要属性数据域的维度,下文将给出属性规约 sig 的具体实现方法。定义符号 W_{Ap} 表示数据挖掘算法Apriori的衍生算法,本文通过建立属性关联度 C 作为收敛约束条件,则关于数据挖掘的问题可以归纳为以下表达式:

$$\begin{aligned} R\{a_{n1}, a_{n2}, \dots, a_{nN_A}\} &= W_{Ap}(\{A_1, A_2, \dots, A_{N_A}\}) \\ \text{s.t. } sup(R(a_{n1}, a_{n2}, \dots, a_{nN_A})) &> C \end{aligned} \quad (2)$$



其中, $R(a_{n1}, a_{n2}, \dots, a_{nN_e})$ 表示属性值 $a_{n1}, a_{n2}, \dots, a_{nN_e}$ 的分布及关联关系, $\text{sup}(R(a_{n1}, a_{n2}, \dots, a_{nN_e}))$ 表示该分布及关联关系的支持度, 针对电力通信网检修工作分析的挖掘算法将在下文给出。整个分析过程如图 1 所示。

本文使用 MapReduce 结构和 Apriori 算法对电力通信网中检修数据特性进行挖掘, 该分析过程具体介绍如下。

- MapReduce 库先把 Apriori 算法的输入文件划分为 M 份 (由用户自定义), 每一份通常有 16~64 MB, 如图 1 所示。然后将用户进程复制到集群内其他机器上。
- Apriori 算法的副本中有一个称为控制节点, 其余称为工作节点, 控制节点是负责调度的, 为空闲工作节点分配作业, 工作节点的数量也是可以由用户指定的。
- 被分配了 map 作业的工作节点开始读取对应分片的输入数据, map 作业数量是由 M 决定的, 和分片一一对应; map 作业从输入数据中抽取键值对, 每一个键值对都作为参数传递给 map 函数, map 函数产生的中间键值对被缓存在内存中。
- 缓存的中间键值对会被定期写入本地磁盘, 而且被分为 R 个区, R 的大小是由用户定义的, 将来每个区会对应一个 reduce 作业; 这些中间键值对的位置会被通报给控制节点, 控制节点负责将信息转发给 reduce 工作节点。
- 工作节点通知分配了 reduce 作业的工作节点其负责的分片在什么位置, 当 reduce 工作节点把所有其负责的中间键值对都读过来后, 将其进行排序。
- reduce 工作节点遍历排序后的中间键值对, 对于每个唯一的键, 将键与关联的值传递给 reduce 函数, reduce 函数产生的输出会添加到这个分区的输出

文件中。

- 当所有的 map 和 reduce 作业都完成后, 控制节点唤醒 Apriori 算法, MapReduce 函数调用 Apriori 算法的代码并返回所需要的数据结果。

3 数据预处理

3.1 数据预处理过程

预处理过程中需要先进行数据审计, 之后进行数据更正与数据清洗工作以保证数据的质量, 步骤如下所示。

- 数据审计: 采用人工分析对数据进行抽取、核对、审查等操作, 并为软件审计提供审计规则, 之后利用软件依据这些规则进行快速数据审计。
- 数据更正: 依照相关业务流程处理错误数据, 在处理过程中尽量避免对原始数据进行直接修改, 依据数据类型和错误数据产生的原因, 对其进行分类更正。
- 数据清洗: 数据清洗处理的错误数据主要有缺失值数据和异常值数据两类。缺失值采用清除策略, 异常值采用重新填充的补正策略。另外, 本文采用数据属性规约的方式处理电力通信网中产生的大量无用属性, 分别采用属性规约和聚类方法减少关键属性的数量。

3.2 期望属性的规约

在对设备进行运行维护管理时, 会产生大量的数据, 尽管预处理的前期过程会完成一部分属性合并, 但仍存在含有噪声影响的不精确数据, 造成数据挖掘的不确定性, 对分析和评估的稳定性产生重要影响。因此, 需要对数据进行期望属性的规约。定义信息系统 $IS=(U, C, V, F)$, $\forall B \subseteq C$ 且 $\forall a \in C-B$, 则属性重要度的定义如下:

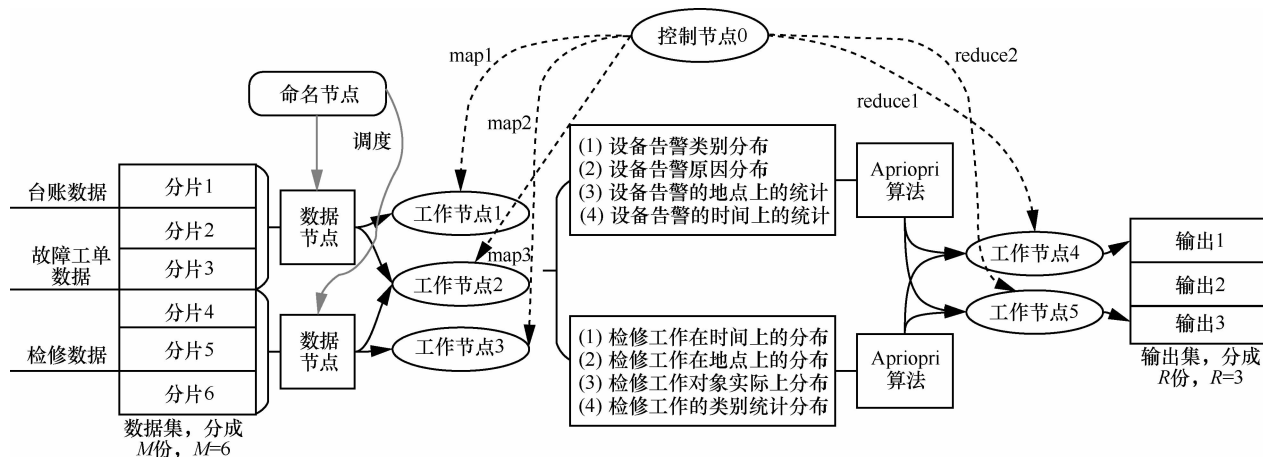


图 1 基于大数据技术的检修工作分析过程

$$\text{sig}(a, B; C) = \frac{\text{core}(U/\text{red}(B\{a\})) - \text{core}(U/\text{red}(B))}{\text{core}(U)} \quad (3)$$

其中, U 为信息系统的论域; C 为条件属性集; V 为属性 C 的值域; red 表示信息系统的一致关联属性集; core 表示核心属性集。本文将根据计算出来的属性重要度, 选择同电力通信网检修工作分析相关的期望属性。

4 检修工作分析相关指标及影响因素

本文通过对电力通信网检修数据、告警数据及台账数据的处理挖掘, 提出了检修分布情况、检修对业务的影响、检修耗时等设备检修工作分析指标及影响因素, 从这 3 个方面进行电力通信设备检修工作的分析。

4.1 检修分布情况

检修分布情况的评判主要依据检修在时间上的分布特性进行, 检修在时间上的分布特性是指在检修设备类型确定后检修工作量在时间尺度(年份、月度、周级)上的分布, 如下:

$$D(E) = \sum_{N(E)} \Pr(J(e) | \Delta T_{\text{obs}}) \quad (4)$$

其中, $\Pr(J(e) | \Delta T_{\text{obs}})$ 表示在观察时间范围 ΔT_{obs} 内设备 e 是否被检修, 若检修该值为 1, 否则为 0。

4.2 检修耗时统计

检修耗时是检修效率的直观体验, 假设某设备 e 检修的开始时间为 $T_s(e)$, 完工时间为 $T_o(e)$, 则检修的耗时如式(5)所示:

$$\Delta T_{\text{Cost}}(e) = T_o(e) - T_s(e) \quad (5)$$

4.3 检修业务影响

在实际的检修过程中, 准备工作完毕后, 实际施工时会造成现网业务的中断, 从而引发相关告警, 该业务中断时间的长短也反映了检修工作的实际效率。假设受影响业务的中断开始时间为 $T_s'(e)$, 中断结束时间为 $T_o'(e)$, 则检修过程中业务的中断时间为:

$$\Delta T_{\text{Cost}}'(e) = T_o'(e) - T_s'(e) \quad (6)$$

5 MR Apriori 挖掘算法

由于 Apriori 算法具有“频繁项集的所有非空子集也一定是频繁”的先验性质, 为在算法中实现这一性质, 基础的 Apriori 算法包含两个过程: 连接过程和剪枝过程。

- 连接过程: 为找出 k 项频繁项集 L_k , 通过将 L_{k-1} 与自身连接产生候选 k 项集的集合。该候选项集的集

合记为 C_k 。设 l_1 和 l_2 是 L_{k-1} 中的项集。记号 $L_i[j]$ 表示 l_i 的第 j 项。为了有效地实现, Apriori 算法假定事务或项集中的项按字典序排序。对于 $(k-1)$ 项集 l_i , 这意味着把 l_i 项排序, 使得 $l_i[1] < l_i[2] < \dots < l_i[k-1]$ 。执行连接 L_{k-1} ; 其中 L_{k-1} 的元素是可连接的, 如果它们前 $(k-2)$ 个项相同, 即 L_{k-1} 的元素 l_1 和 l_2 是可连接的。

- 剪枝过程: C_k 是 L_k 的超集, 也就是说, C_k 的成员可以是也可以不是频繁的, 但是所有的频繁 k 项集都包含在 C_k 中。扫描数据库, 确定 C_k 中每个候选的计数, 从而确定 L_k 。然而, C_k 可能很大, 因此涉及的计算量就很大, 因此可以使用先验性质来压缩 C_k 。如果一个候选 k 项集的 $(k-1)$ 项子集不在 L_{k-1} 中, 则该候选也不可能是频繁的, 从而可以从 C_k 剔除。这种子集测试可以使用所有频繁项集的散列树快速完成。

Apriori 算法伪代码如下。

输入: 经过预处理后的事务数据库 $I = \{I_1, I_2, \dots, I_n\}$ 。

输出: L 和 I 中的频繁项集。

$L_1 = \text{find_frequent_1_itemsets}(I)$;

for ($k=2; L_{k-1} \neq \phi; k++$)

$C_k = \text{apriori_gen}(L_{k-1})$;

for each 事务 $I_i \in I$

$C_i = \text{subset}(C_k, I_i)$

for each 候选 $c \in C_i$

$c.\text{count}++$;

$L_k = \{c(C_k | c.\text{count} \geq CT)\}$

return $L = \cup_k L_k$

上述剪枝过程解决了过大候选集的问题, 然而多次扫描数据库的问题仍未解决, 因此将 MapReduce 技术和 Apriori 算法结合, 利用 Hadoop 集群并行计算的特性来加快算法的收敛速度, 提出了增强的 Apriori 算法(简称 MR Apriori 算法), 具体思路如下。

(1) 分割并分发数据: 将经过预处理的事务数据库分为 m 个子集, 发送到 m 个节点执行 map 过程。

(2) 格式化数据子集: 格式化 m 个子集数据为 $\langle \text{key}, \text{value} \rangle$ 键值对, 其中 key 是事务 ID。

(3) 产生全局频繁项目集 L_1 。

(4) 准备 MapReduce 过程: 逐步增加 k 的数值, 将全局频繁项集分发到每个节点。

(5) 执行 map 任务: 扫描每个输入项目子集, 应用先验性质过滤候选集。



(6)实施 combiner:使用分割函数将 map 过程产生的中间键值对归并为 r 个部分。

(7)执行 reduce 过程:合并所有满足关联度阈值的候选集,得到频繁项集 L_k 。

(8)重复第(4)~(7)步的操作,直到无法找到更多的频繁项集。

6 结果分析

本文选取国内某电网公司近 5 年的通信设备检修数

据作为输入源分析,将从检修工作量分布情况、检修对业务的影响、检修耗时等角度来展开对电力通信网检修工作情况的分析。

6.1 检修工作量分布情况

通信设备检修数量按时间分布的规律如图 2 所示。图2(a)展示了设备检修数量按月分布情况,第一季度检修工作最少,第二、第四季度多,第三季度与平均持平。该分布情况反映了国内电力通信设备检修的规律:一季度恰逢农历新年,春节期间各类工作暂停,春节前后分别开展上

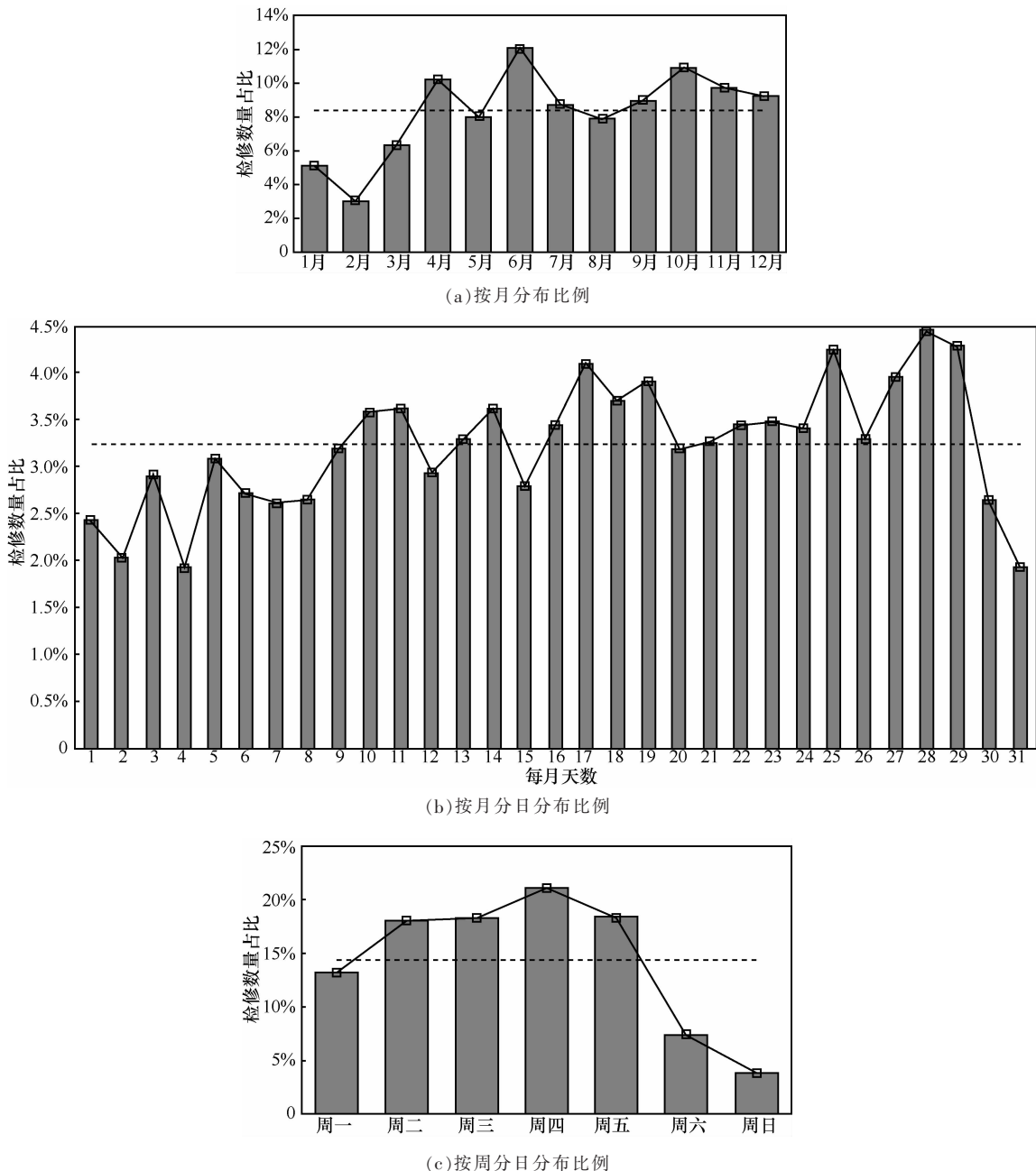


图 2 设备检修数量时间分布

一年总结和来年计划安排工作,因此检修工作较少;第三季度为电力系统迎峰度夏窗口,为保障电力安全可靠供应,期间相关检修工作相对较少;相应地,第二季度安排较多的预试定检工作,为迎峰度夏做准备;第四季度恰逢迎峰度夏结束,迎来新一轮设备检修工作高峰。

当前该电网公司通信设备检修按照月度进行计划管控,图 2(b)展示了实际执行的设备检修数量按月分日分布的情况。可以看出,每月上旬的设备检修数量低于月分日平均值,下旬检修数量总体上多于其他时间段。数据反映出当前全网检修单位在工作安排方面还有较大的改进空间,数据背后体现出检修单位“月初不着急、月末赶工”的现象,计划执行的均衡性有待提高。

图 2(c)展示了实际执行的设备检修数量按周分日分布情况,周一工作相对其他工作日较少、周二至周四工作比较平均,周六周日开展了不少工作。周一检修相对较少主要是班组安排在当天的例会、编制当周计划、填写报表等工作较多,一周内的工作安排总体是合理的。此外,数据表明班组在周末加班开展检修工作较多,从侧面反映班组工作量饱满。

从通过大数据处理技术得出的检修工作量时间分布的结果来看,检修工作组基本保证了检修工作的顺利进行,对季节性的检修工作安排较为合理,每周的工作量也较为饱满。但同时也存在“月初不着急、月末赶工”的现象,针对该现象,可通过对班组进行优化,加大月初的督促力度,降低月末的工作量,这样工作组在月末又可有充裕的时间来安排下月初的工作,其可以更进一步保证检修工作的顺利进行,避免因月末赶工来完成考核指标而造成检修工作质量的不确定问题。

6.2 检修对业务的影响情况

通信设备检修工作导致的业务中断平均时长分布规

律如图 3 所示,首先对于不同设备类型检修工作导致的业务中断平均时长,通信电源的检修工作耗时明显较短,主要是得益于当前通信电源的双重化配置,在通信电源的检修工作中只中断单电源设备承载的业务,此时负载可切换至另一套设备供电,业务中断仅发生在供电切换和恢复时。综上所述,电源设备检修中断业务时长较短。数据网设备检修中断业务时长也相对较短,主要得益于数据网的 mesh 组网,从网络层面保障了业务的高可靠性。光缆检修中断业务时长比传输设备更短,主要得益于当前该电网公司在安排光缆检修前,具备调整光缆路由转移业务能力的光缆均要求进行业务转移,因此业务中断时长仅发生在业务转移和恢复时。图 3 也展示了不同单位检修工作导致的业务中断平均时长,该数据主要体现不同单位整体管理和维护技术的差异,中断时长越短说明维护水平越高。

表 1 列出了不同年份下检修工作导致业务中断的平均时长,2011 年起,该电网公司从管理上要求检修期间通信业务若具备临时恢复方案,则均要求进行业务转移。该制度执行后,检修期间通信业务中断时长明显降低。

表 1 检修各项工作平均用时在年份上的统计

数据分析项	2010 年	2011 年	2012 年	2013 年	2014 年
检修时业务平均中断时间/h	12.4	2.6	2.4	2.6	1.8
检修平均耗时/h	42.8	19.3	18.5	17.2	18.4

从通过大数据处理技术得出的检修对业务影响情况的结果来看,检修工作人员的检修水平随着检修工作经验的累积逐渐得到了提高,同时制定的一些制度进一步完善了检修工作的不足。但目前还存在东西部省份维护水平的差异性问题,下一步将对西部省份相关工作进一步分析,

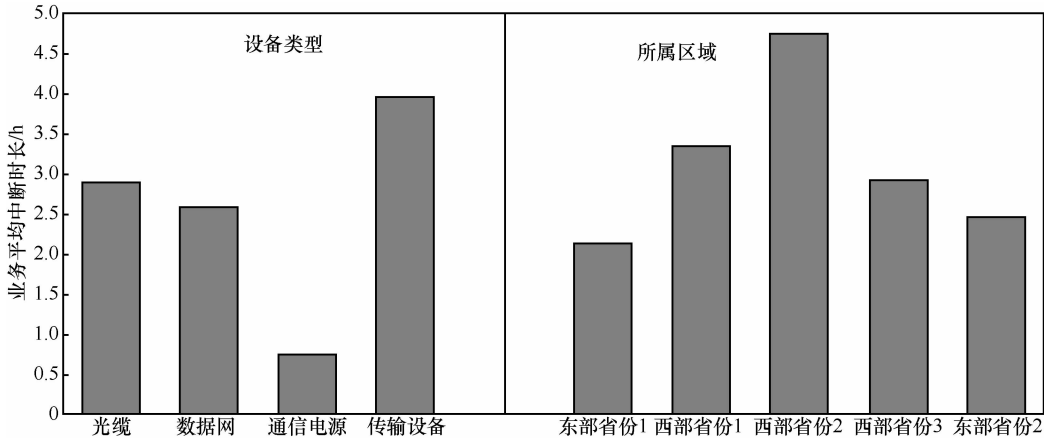


图 3 检修工作导致的业务平均中断时长在设备类型和地理区域上的统计



明确哪些具体的检修设备类型需要重点加强,有针对性地提出管理措施,提升检修工作水平,从而使该电网公司的检修水平得到整体性的进一步提升。

在 2011–2013 年,检修耗时稳中有降,体现出全网检修技术水平不断进步;但 2014 年检修耗时略有增加,主要原因为公司规范化管理落地,相关手续更加规范,检修前后办理手续耗时有所增加。

6.3 检修耗时统计

通信设备检修工作平均耗时分布规律如图 4 所示。图 4 中展示了不同类型检修工作平均耗时,从中可以看到通信电源检修工作耗时最长,主要是因为通信蓄电池充放电试验所需固有时间较长。数据网设备检修工作以网管远程配置为主,因此效率较高,耗时相对最短。图 4 同时展示了不同单位检修工作平均耗时,该数据主要体现不同单位检修技术以及检修前后需要履行的手续时长的差异,耗时越短说明管理水平和技术水平越高。

从通过大数据处理技术得出的检修耗时结果来看,随着对检修工作的熟练化,检修效率在逐年提升,同时检修工作也变得更加规范化,这有利于检修工作未来向着更高水平发展。但与对检修业务平均中断时长的分析结果一样,也存在东西部省份检修水平差异的问题。下一步将有针对性地分析差异的具体情况,并提出改善的管理措施,以提高全网整体检修水平。

7 结束语

本文运用大数据处理技术进行电力通信网检修工作的分析,首先采用期望属性规约的方式对数据进行预处理,并对重要属性进行聚类,之后提出检修工作分析的相

关指标及影响因素,包括检修工作分布情况、检修对业务的影响、检修耗时等,并结合 MapReduce 技术和 Apriori 算法提出数据挖掘方法,最后运用该方法对实际网络的检修数据进行了挖掘分析,分析结果为网络的运行维护工作提供了有效的数据支撑。

参考文献

- 1 Fang X, Misra S, Xue G L, *et al.* Smart grid, the new and improved power grid: a survey. *IEEE Communications Surveys and Tutorials (COMST)*, 2012, 14(4): 944~980
- 2 施健, 刘益畅, 巢玉坚等. 电力通信指标体系. *电力通信*, 2013, 11(12): 20~25
Shi J, Liu Y C, Chao Y J, *et al.* Research on power communication index system. *Electric Power Information and Communication Technology*, 2013, 11(12): 20~25
- 3 苑莉娜. 电力通信网运行指标分析系统的设计和实现 (硕士学位论文). 北京: 北京邮电大学, 2013
Yuan L N. Design and implementation of operation indicators analysis system for electric power communication network (master dissertation). Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2013
- 4 高勇. 电力通信网可靠性评估指标体系的设计与优化 (硕士学位论文). 保定: 华北电力大学, 2011
Gao Y. Design and optimization of reliability assessment indicators system for electric power communication network (master dissertation). Baoding: North China Electric Power University, 2011
- 5 贾平, 闫生超, 吴海洋等. 基于性能指标的电力通信传输网运行趋势分析. *中国电子商情·通信市场*, 2013(4): 60~64
Jia P, Yan S C, Wu H Y, *et al.* Electric power communication running trend analysis based on network performance indicators. *Telecom Market*, 2013(4): 60~64

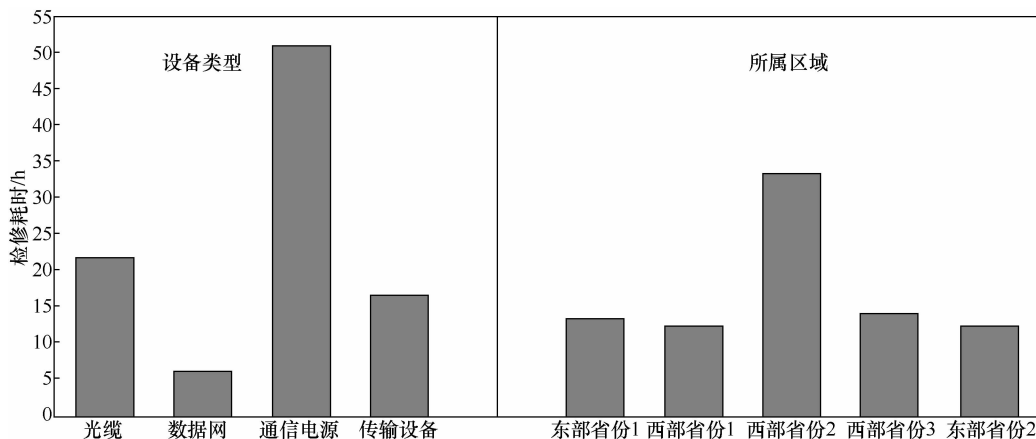
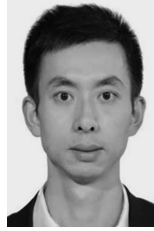


图 4 检修耗时在设备类型和地理区域上的统计

- 6 周静,熊素琴,苏斌等. 一种电力通信网络运行质量量化评估方法及应用. 电网技术,2012, 36(9): 168~173
Zhou J, Xiong S Q, Su B, *et al.* A quantified method to evaluate operational quality of power communication network and its application. Power System Technology, 2012, 36 (9): 168~173
- 7 Aiello M. The smart grid's data generating potentials. Proceedings of Federated Conference on Computer Science and Information Systems, Warsaw, Poland, 2014: 9~16
- 8 中国电机工程学会电力信息化专业委员会. 中国电力大数据发展白皮书, 2013
China Institute of Electrical Engineering Electric Power Informatization Professional Committee. White Paper on the Development of Big Data in China Electric Power, 2013
- 9 宋亚奇,周国亮,朱永利. 智能电网大数据处理技术现状与挑战. 电网技术,2013, 37(4): 927~935
Song Y Q, Zhou G L, Zhu Y L. Present status and challenges of big data processing in smart grid. Power System Technology, 2013, 37(4): 927~935
- 10 Bitzer B, Gebretsadik E S. Cloud computing framework for smart grid applications. Proceedings of the 48th International Universities' Power Engineering Conference (UPEC), Dublin, Ireland, 2013: 1~5
- 11 Simmhan Y, Aman S, Kumbhare A, *et al.* Cloud-based software platform for big data analytics in smart grids. Computing in

Science & Engineering, 2013, 15(4): 38~47

[作者简介]



杨志敏,男,中国南方电网电力调度控制中心高级工程师,主要从事电力通信运行管理、通信运行技术支持系统管理及相关研究工作。



吴斌,男,中国南方电网电力调度控制中心工程师,主要从事电力通信运行、通信运行技术支持系统建设工作及相关研究工作。



舒然,男,中国南方电网电力调度控制中心工程师,主要从事电力通信运行、通信运行技术支持系统建设工作及相关研究工作。